Universidad de Los Andes

Big Data and Machine Learning for Applied Economics

MECA 4107

Junio 26,2022

Bogotá D.C, Colombia

**PROBLEM SET 1: PREDICTING INCOME**

Maria Valeria Gaona Guevara

Código: 202214418

Correo: [mv.gaona@uniandes.edu.co](mailto:mv.gaona@uniandes.edu.co)

Andrea Margarita Beleño Hernández

Código: 200620739

Correo: [a.beleno@uniandes.edu.co](mailto:a.beleno@uniandes.edu.co)

**Resumen:** El siguiente documento presenta XXXXXXXX. El repositorio GitHub del siguiente documento se encuentra en el siguiente link:

1. **Información General**
   1. *Adquisición de datos.*

El objetivo principal es construir un modelo predictivo de la renta individual:

*Ingreso= f(*X) *+ u*

* + 1. Extraer los datos que se encuentran disponibles en el siguiente sitio web https://ignaciomsarmiento.github.io/GEIH2018\_sample/.

Los datos fueron extraídos de cada uno de los 10 enlaces presentados en el sitio web. El código utilizado se encuentra en el archivo: “.r” y la base de datos en la carpeta: “” con el nombre: “”, luego de hacer una inspección previa del código html de la página para determinar la fuente de los datos. En las Figuras 1 y 2, se muestra que al realizar la inspección, se encuentra que la página no cuenta con la tabla de datos directa, por lo cual se procedió a revisar el enlace de la página donde residen los datos. Estas páginas se encuentran contenidas en el archivo: “”.



*Figura 1. Código fuente de la página web – página fuente de datos*



*Figura 2. Código fuente de la página web- función para incluir la tabla*

* + 1. ¿Existen restricciones para acceder o extraer estos datos?

Para acceder a los datos es necesario esperar un momento, ya que los datos no se cargan automáticamente, debido a que los datos no se encuentran en ese mismo enlace web, sino que los extrae de otra página web donde realmente reposan los datos. De acuerdo con lo anterior, sí existen restricciones para extraer directamente los datos debido al inconveniente mencionado anteriormente; cuando se corre el código de extracción de datos en R, no detecta la tabla en html que se visualiza en la página web, porque esta se importa a través de la función “*includehtml()*”, que se encuentra en el script. Sin embargo, al obtener el enlace de página web en donde reposan los datos en html, no existen restricciones para descargar o realizar “scraping” a los datos.

* + 1. Usando pseudocódigo, describa su proceso de adquisición de datos

1. Ingresar al enlace: https://ignaciomsarmiento.github.io/GEIH2018 muestra/.
2. Ingresar al enlace: Data chunk 1 (<https://ignaciomsarmiento.github.io/GEIH2018_sample/page1.html>)
3. Realizar la inspección del código fuente de la página para determinar si la tabla existe.
4. Al verificar que la tabla no se encuentra, verificar la fuente de la tabla de datos en html.
5. Obtener el enlace a la tabla donde se encuentra la tabla de datos en html.
6. Validar que para los demás datasets el enlace a la página web.
7. Elaborar el código en R para realizar la extracción precisa de los datos
   1. Instalar los paquetes necesarios
   2. Realizar el vector de los enlaces de las páginas web donde se extraerán los datos
   3. Realizar el scrape de los datos usando la función de “rvest” [readhtml () y html\_table()]
   4. Unir los datos en una base de datos de extensión “.rds”
   5. *Limpieza de datos*

Para conocer el ingreso total es fundamental contar con las siguientes variables:

1. Pet = Población en edad de trabajar
2. Edad
3. Educ = Hace referencia a la educación con la que se cuenta. En la base de datos se trabajará la variable p6210, en donde se evidencia el nivel de educativo más alto alcanzado
4. Ocu= Ocupación
5. Sex = Género.
6. Exp= Experiencia. En la base de datos se trabajará la variable p6426, en donde se dividirá este dato entre 12 para tener los datos en formato años.

***Edad y población en edad de trabajar. (Edad y Pet)***

La edad de un individuo tiende a representar sus necesidades, oficios, intereses y preferencias. Por lo tanto, conocer la edad de los individuos nos permite generar un filtro para observar cuál es la población objetivo para cada investigación y planteamiento que se desee presentar. En este modelo de ingresos, los menores de edad, por ejemplo, no representan información representativa, ya que cuentan usualmente con un jefe de hogar quien es el que percibe sus ingresos para manutención y demás necesidades. Por consiguiente, sus preferencias, oficios e intereses no serán analizadas en este espacio.

De acuerdo con lo anterior, es fundamental contar con una segmentación por edades, ya que eso permite contar con un panorama más claro para proceder con el análisis. La población en edad de trabajar representa aquellos individuos que pueden generar ingresos por concepto de trabajo y ser jefes de los hogares, haciendo que, esta variable sea necesaria para contar con un modelo objetivo y claro sobre cuál será la población a describir

***Educación (Educ)***

La educación representa cuán capacitado y certificado está el individuo. La educación le permite al individuo poder contar con mejor salario, ya que se asume que el individuo entre más educación posea, es más competente y con ello, tiende a ser más productivo. Por lo tanto, contar con la educación en el modelo, permite analizar cuán importante es la educación para saber cuántos ingresos puede a llegar a obtener si aumenta uno o más años de estudio.

***Ocupación (Ocu)***

La ocupación permite filtrar a aquellos individuos que se encuentran en edad de trabajar y en este momento se encuentran con trabajo, u ocupados. Esto permite contar con un espectro más claro en el modelo, ya que permite analizar cómo sus ingresos dependen si están ocupados o no.

***Género (Sex)***

El género es fundamental en el análisis de los ingresos de los individuos, ya que en el contexto Colombiano, por ejemplo, existe una brecha entre hombres y mujeres en el momento de obtener trabajo y ganar un salario determinado, por lo tanto, ser hombre o mujer sí tiene influencia en la cantidad de ingresos que se perciben. Es por eso que en el modelo tiene que estar presente esta variable, ya que ayudará a conocer el impacto en el salario dependiendo del género que tenga dicho individuo.

***Experiencia (Exp)***

La experiencia permite conocer cuánto tiempo ha durado una persona trabajando, en este caso, la base de datos nos presenta los datos del tiempo que lleva trabajando la persona en la empresa actual. Esta variable es muy importante, ya que aporta al conocimiento la influencia que tiene la experiencia al ingreso de una persona, ya que entre más tiempo lleve trabajando, puede ser más productivo porque cuenta con más conocimiento y habilidades para realizar sus actividades.

* 1. *Perfil edad-ingresos*

Con base en esta estimación utilizando OLS, la ecuación del perfil de edad-ingresos:

*Ingreso* = β1 + β2Edad + β3Edad^2 + u (2)

* + 1. ¿Qué tan bueno es este modelo en el ajuste de la muestra?
    2. Grafique el perfil predicho de ingresos por edad implícito en la ecuación anterior.
    3. ¿Cuál es la “edad pico” sugerida por la ecuación anterior? Usar bootstrap para calcular los errores estándar y construir los intervalos de confianza.
  1. *La brecha de ganancias*

Estimar la brecha de ingresos incondicional:

*log(ingreso)* = β1 + β2Femenino+ u

* + 1. ¿Cómo debemos interpretar el coeficiente β2? ¿Qué tan bueno es este modelo en samplefit?
    2. Estimar y trazar el perfil de edad-ingresos pronosticado por género. ¿Los hombres y las mujeres en Bogotá tienen la misma intersección y pendientes?
    3. ¿Cuál es la “edad pico” implícita por género?. Utilice bootstrap para calcular los errores estándar y construir los intervalos de confianza. ¿Se superponen estos intervalos de confianza?
    4. Estime una brecha de ingresos condicional que incorpore variables de control tales como características similares del trabajador y del puesto (X).
       1. (a) Estime la brecha de ingresos condicional

log(*Ingreso*) = β1 + β2Femenino +θX + u

* + - 1. Use FWL para repetir la estimación anterior, donde el interés radica en β2. ¿Obtiene las mismas estimaciones?
      2. ¿Cómo debemos interpretar el coeficiente β2? ¿Qué tan bueno es este modelo en ajuste de muestra? ¿Se reduce la brecha? ¿Es esta evidencia de que la brecha es un problema de selección y no un "problema de discriminación"?
  1. Predicción de ganancias.
     1. Divida la muestra en dos muestras: una muestra de entrenamiento (70%) y una muestra de prueba (30%). No olvide establecer una semilla (en R, set.seed(10101), donde 10101 es la semilla).
        1. Estime un modelo que solo incluya una constante. Este será el punto de referencia.
        2. Estime nuevamente sus modelos anteriores
        3. En las secciones anteriores, los modelos estimados tenían diferentes transformaciones de la variable dependiente. En este punto, explora también otras transformaciones de tus variables independientes. Por ejemplo, puede incluir términos polinómicos de ciertos controles o interacciones de estos. Pruebe al menos cinco (5) modelos que aumentan en complejidad.
        4. Informe y compare el error de predicción promedio de todos los modelos que estimó anteriormente. Discuta el modelo con el error de predicción promedio más bajo.
        5. Para el modelo con el error de predicción promedio más bajo, calcule la estadística de apalancamiento para cada observación en la muestra de prueba. ¿Hay valores atípicos, es decir, observaciones con un alto apalancamiento que impulsen los resultados? ¿Son estos valores atípicos personas potenciales que la DIAN debería investigar, o son simplemente el producto de un modelo defectuoso?
     2. Repita el punto anterior pero use la validación cruzada K-fold. Comente las similitudes/diferencias del uso de este enfoque.
     3. Con su modelo predicho preferido (el que tiene el promedio más bajo error de predicción) realice el siguiente ejercicio:

Escribe un bucle que haga lo siguiente:

* + - 1. Estimar el modelo de regresión utilizando todas las observaciones menos la i − ésima.
      2. Calcular el error de predicción para la i − ésima observación, es decir, (yi− yˆi)
      3. Calcular el promedio de los números obtenidos en el paso anterior para obtener el error cuadrático medio. Esto se conoce como la estadística de validación cruzada Leave-One-Out (LOOCV).
      4. Compare los resultados con los obtenidos en el cálculo de la estadística de apalancamiento